

广义Pareto分布海杂波模型参数的组合双分位点估计方法

于涵*^① 水鹏朗^① 施赛楠^② 杨春娇^①

^①(西安电子科技大学雷达信号处理国家重点实验室 西安 10071)

^②(南京信息工程大学电子与信息工程学院 南京 210000)

摘要: 广义Pareto分布的复合高斯模型可以很好地描述高分辨低擦地角对海探测场景中杂波的重拖尾特性, 实现该杂波模型下双参数的有效估计对雷达检测性能具有重要意义。对此, 该文提出一种双参数的组合双分位点(CBiP)估计方法。该估计方法基于低阶多项式方程的显式求根表达式, 充分组合利用回波中的样本信息, 旨在实现高精度的双参数估计过程。此外, 考虑到实际雷达工作中存在岛礁、渔船等造成的功率异常大的野点样本时, 不同于传统的矩估计、最大似然(ML)估计等方法, 组合双分位点估计方法仍可保持估计性能的鲁棒性。仿真及实测数据实验表明, 在纯杂波环境中, 组合双分位点估计方法可以实现与最大似然估计方法近似的估计精度, 若存在异常样本, 组合双分位点估计方法的估计性能优于上述几种传统估计方法。

关键词: 参数估计; 广义Pareto分布模型; 最大似然估计; 组合双分位点估计; 野点鲁棒性

中图分类号: TN958.93

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2019)12-2836-08

DOI: [10.11999/JEIT190148](https://doi.org/10.11999/JEIT190148)

Combined Bipercentile Parameter Estimation of Generalized Pareto Distributed Sea Clutter Model

YU Han^① SHUI Penglang^① SHI Sainan^② YANG Chunjiao^①

^①(National Key Laboratory of Radar Signal Processing, Xidian University, Xi'an 710071, China)

^②(School of Electronic & Information Engineering, Nanjing University of Information Science & Technology, Nanjing 210000, China)

Abstract: The generalized Pareto distributed sea clutter model, known as one of the compound-Gaussian models, is able to describe heavy-tailed characteristic of sea clutter under high-resolution and low grazing angle detection scene efficiently, and the accuracy of parameter estimation under this condition heavily impacts radar's detection property. In this paper, Combined BiPercentile (CBiP) estimator is proposed to estimate the parameters. The CBiP estimator is realized based on the explicit roots of low-order polynomial equations and full application of sample information in returns, which provides a highly-accurate parameter estimation process. Besides, the CBiP estimator can maintain the robustness of estimation performance when outliers with extremely large power are existing in samples, while other estimators, including moment-based and Maximum Likelihood (ML) estimators, degrade extremely in estimation accuracy. Without outliers in samples, the combined bipercentile estimator shows similar accuracy with the ML estimator. With outliers, the combined percentile estimator is the only method with robustness in performance, compared with other estimators aforementioned. Moreover, the ability of the new estimator is verified by measured clutter data.

Key words: Parameter estimation; Generalized Pareto distributed clutter model; Maximum Likelihood (ML) estimator; Combined BiPercentile (CBiP) estimator; Outliers-robust

收稿日期: 2019-03-14; 改回日期: 2019-08-12; 网络出版: 2019-09-03

*通信作者: 于涵 hyu_5@stu.xidian.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金(61871303)

Foundation Item: The National Natural Science Foundation of China (61871303)

1 引言

海杂波模型的准确描述对于实现海雷达目标的检测及恒虚警特性具有重要意义。研究表明, 复合高斯模型可以很好地拟合高分辨低擦地角雷达探测中海杂波的重拖尾特性^[1]。该模型由慢变的纹理分量调节快变的散斑分量实现, 根据纹理分量的不同可以建立不同特性的杂波模型, 常见的有以下3种: 纹理服从Gamma分布的K分布幅度模型^[2]、纹理服从逆Gamma分布的广义Pareto分布强度模型^[3,4]以及纹理服从逆高斯分布的IG-CG幅度模型^[5]。针对不同类型的杂波模型, 可以选择对应的最优相干检测器实现目标检测^[6], 而模型参数估计的性能严重影响着各类检测器的检测性能及恒虚警特性^[7]。

实测数据分析显示, 广义Pareto分布模型可以精确地描述高分辨对海雷达环境下的海杂波非高斯特性^[8]。该模型下的传统双参数估计方法包括分数阶矩(Fractional-MoMent-based, FMoM)估计方法、矩(MoMent-based, MoM)估计方法以及最大似然(Maximum Likelihood, ML)估计方法^[3]。其中, FMoM估计及MoM估计在形状参数较小时失效。ML估计方法估计精度很高, 但计算复杂度较大。此外, 上述3种估计在处理存在野点的样本时, 无法保持良好的估计精度。考虑到实际雷达工作时, 杂波样本中会不可避免地出现功率异常大的野点, 严重影响着参数估计精度^[9-11]和目标检测性能^[9], 文献^[9-11]中提出了一种双分位点估计方法, 该方法可以对野点保持鲁棒性, 但由于只利用了杂波幅度序列中的一对分位点值, 其估计精度及估计稳定性还有待改善。

针对参数估计性能和野点鲁棒性的需求, 本文提出了一种组合双分位点估计方法。该方法基于低阶代数多项式方程的根具有显式表达式, 将样本中的多组分位点组合进而得到关于尺度参数的阶数不超过5的各阶多项式, 求出方程的解析解并作为尺度参数的估计值, 再利用经验累积分布函数(Empirical Cumulative Distribution Function, ECDF)中双参数之间的函数关系, 得到形状参数的估计值, 进而实现双参数的组合双分位点估计。本文方法在文献^[9,10]中的分位点估计方法思想的基础上, 利用了杂波样本中更多的信息, 使得估计结果精度更高且估计性能更稳定。实验结果显示, 组合双分位点估计方法在无异常样本的情况下的估计精度与ML估计近似, 有异常样本时性能优于所有估计方法。

本文整体结构如下, 第2节对广义Pareto分布杂波模型以及几种传统类型的参数估计方法进行简

要介绍和性能比较; 第3节提出了组合双分位点估计方法并给出了各阶多项式对应的显式估计表达式; 第4节分别通过仿真实验和实测数据分析了组合双分位点估计方法与传统估计方法的性能变化; 第5节总结全文。

2 广义Pareto分布杂波模型及参数估计方法

为了实现海杂波非高斯特性^[12]的拟合, 高分辨对海雷达探测中通常利用复合高斯模型对海杂波进行统计建模。该模型利用慢变的纹理分量 τ 调制快变散斑分量 $\mathbf{u}(t)$, 形式为

$$\mathbf{c}(t) = \sqrt{\tau} \mathbf{u}(t), t = 1, 2, \dots, T \quad (1)$$

其中, 散斑分量 $\mathbf{u}(t)$ 表示零均值单位协方差的复高斯随机变量, 纹理分量 τ 表示服从特定分布的正随机变量, 可以反映杂波序列的平均功率水平。设定纹理分量服从逆Gamma分布, 即 $1/\tau$ 服从Gamma分布, 其概率密度函数(Probability Density Function, PDF)为

$$p_{\tau}(\tau; \nu, b) = \frac{1}{b^{\nu} \Gamma(\nu)} \tau^{-(\nu+1)} e^{-1/(b\tau)}, \tau > 0; \nu, b > 0 \quad (2)$$

其中, $\Gamma(\cdot)$ 为Gamma函数, ν 和 b 分别表示回波的形状参数和尺度参数, 其中形状参数 ν 反应回波的非高斯特性, 当 $\nu \rightarrow 0$ 时杂波拖尾变重, 反之当 $\nu \rightarrow \infty$ 时杂波近似于高斯分布, 而尺度参数 b 代表回波的功率水平。该模型下的杂波功率服从广义Pareto分布。设定回波的幅度为 $z = |\mathbf{c}|$, 其pdf及累积概率密度函数(Cumulative Distribution Function, CDF)可表示为

$$\left. \begin{aligned} f_z(z; \nu, b) &= \frac{2\nu b z}{(1 + bz^2)^{\nu+1}} \\ F_z(z; \nu, b) &= 1 - \frac{1}{(1 + bz^2)^{\nu}} \\ z &> 0 \end{aligned} \right\} \quad (3)$$

实现双参数的稳健估计即可完成杂波模型特性的准确描述, 进而实现对海雷达检测性能的提升。传统估计方法包括MoM估计、FMoM估计及ML估计方法。

利用回波幅度的2阶及4阶矩, 通过式(3)可推得MoM估计方法表达式为

$$\left. \begin{aligned} \hat{\nu} &= 2 + \frac{2\hat{m}_z^2(2)}{\hat{m}_z(4) - 2\hat{m}_z^2(2)} \\ \hat{b} &= \frac{1}{(\hat{\nu} - 1) \hat{m}_z(2)} \\ \nu &> 2 \end{aligned} \right\} \quad (4)$$

其中, $\hat{m}_z(2)$ 与 $\hat{m}_z(4)$ 代表回波数据的2阶和4阶样本

矩, $\hat{\nu}$ 和 \hat{b} 分别表示参数 ν 和 b 的估计值。由于回波的各阶样本矩总是存在的, 实际估计中无法判断适用条件 $\nu > 2$ 是否满足, 这会对雷达检测性能造成很大影响。此外, MoM估计方法估计误差较大, 估计性能很不稳定。

为了改善MoM估计方法的估计精度及其适用范围, 文献[2]中提出了利用1阶矩及1/2阶矩实现的FMoM估计方法, 利用式(3)得到其表达式为

$$\left. \begin{aligned} \frac{\Gamma(\hat{\nu} - 0.5)\Gamma(\hat{\nu})}{\Gamma^2(\hat{\nu} - 0.25)} &= \frac{\Gamma(1.25)}{\Gamma^2(1.5)} \frac{\hat{m}_z(1)}{\hat{m}_z^2(1/2)} \\ \hat{b} &= \left(\frac{\Gamma(1.5)\Gamma(\hat{\nu} - 0.5)}{\Gamma(\hat{\nu})\hat{m}_z(1)} \right)^2 \\ \nu &> 1/2 \end{aligned} \right\} \quad (5)$$

其中, $\hat{m}_z(1)$ 与 $\hat{m}_z(1/2)$ 代表回波数据的1阶和1/2阶样本矩。该方法提升了式(4)中MoM估计方法的估计精度。然而, FMoM估计无法根本解决MoM估计存在的问题, 即当真实参数 $\nu \leq 1/2$ 时, 式(5)仍会求得一组错误的参数估计结果, 进而对雷达检测性能造成影响。

为了提升矩估计方法的估计精度并避免其估计参数范围受限的问题, 文献[2]中又提出了精度很高且可以适用于所有形状参数值下的ML估计方法。该方法的估计表达式为

$$\left. \begin{aligned} \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \ln(1 + \hat{b}z_n^2) \left(1 - \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \frac{\hat{b}z_n^2}{1 + \hat{b}z_n^2} \right) \\ = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \frac{\hat{b}z_n^2}{1 + \hat{b}z_n^2} \\ \frac{1}{1 + \hat{\nu}} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \frac{\hat{b}z_n^2}{1 + \hat{b}z_n^2} \end{aligned} \right\} \quad (6)$$

其中, $\{z_n, n = 1, 2, \dots, N\}$ 表示回波样本的幅度序列, N 为回波脉冲数。该估计通过查找等式零点的方法对关于尺度参数 b 的第1个非线性方程进行了求解, 其过程计算复杂度很高而且计算结果很依赖初始值的选择。此外, 考虑到实际工作场景的回波中不可避免地存在功率过大的异常点, 此时上述3种估计均无法保持估计效果的鲁棒性。

针对上述问题, 文献[10]中提出了一种可以对异常样本保持稳定估计性能的双分位点(BiPercentile, BiP)参数估计方法。首先根据式(3)中的CDF表达式, 取任意正数 $\alpha \in (0, 1)$ 得到随机变量 z 的 α 分位点 z_α 的表达式

$$F(z_\alpha; \nu, b) = 1 - (1 + bz_\alpha^2)^{-\nu} = \alpha \quad (7)$$

选取 $0 < \alpha < \beta < 1$ 代入式(7)得到特定的双分位点值

$$\left. \begin{aligned} (1 + bz_\alpha^2)^\nu &= 1/(1 - \alpha) \\ (1 + bz_\beta^2)^\nu &= 1/(1 - \beta) \end{aligned} \right\} \quad (8)$$

其中, z_α 和 z_β 分别表示幅度变量 z 的 α 分位点和 β 分位点。设定对数比 $q = \ln(1 - \beta)/\ln(1 - \alpha)$, 利用式(8)可分别推导出关于形状参数 ν 和尺度参数 b 的非线性等式

$$\left. \begin{aligned} \frac{z_\beta^2}{z_\alpha^2} &= \frac{(1/(1 - \beta))^{1/\nu} - 1}{(1/(1 - \alpha))^{1/\nu} - 1} \\ 1 + bz_\beta^2 &= (1 + bz_\alpha^2)^q \end{aligned} \right\} \quad (9)$$

利用多项式的求根公式^[13]即可求得对数比 $q = 2, 3, 4, 5$ 时的尺度参数值, 进而代入式(8)得到形状参数值。设定 $\{z_n, n = 1, 2, \dots, N\}$ 为服从式(3)描述的广义Pareto分布杂波模型的一组独立同分布样本幅度序列。首先对上述长度为 N 的样本数据序列排序为递增序列 $\{z_{(n)}, n = 1, 2, \dots, N\}$, 则 K 组样本分位点值可从递增序列中估计得到, 即

$$\left. \begin{aligned} \hat{z}_\alpha &= z_{([N\alpha])} \\ \hat{z}_\beta &= z_{([N\beta])} \\ \hat{z}_\alpha &< \hat{z}_\beta \end{aligned} \right\} \quad (10)$$

其中, $[x]$ 表示序号 x 最接近的整数值。将上式中的分位点估计值代替式(8)及式(9)中的分位点真实值, 即可求得对应的参数估计值 \hat{b} 和 $\hat{\nu}$ 。该估计方法^[10]虽然对于含有功率异常点的样本数据具有鲁棒性, 但仅利用了杂波幅度序列中的一对幅度值 z_α 和 z_β 作为参数估计的样本数据, 使用信息过少, 进而严重影响参数估计的精确性及稳定性。

3 双参数的组合双分位点估计方法

为了实现杂波参数的精确稳健估计, 在式(9)估计思想的基础上, 使用多对分位点构造组合双分位点(Combined BiPercentile, CBiP)估计方法, 改善原始估计方法的性能和精度。

首先, 设定对数比 $q = \ln(1 - \beta_k)/\ln(1 - \alpha_k)$, $k = 1, 2, \dots, K$, 选取相同对数比下的 K 组双分位点 $\{z_{\alpha_k}, z_{\beta_k}, k = 1, 2, \dots, K\}$, 满足

$$\left. \begin{aligned} (1 + bz_{\alpha_k}^2)^\nu &= 1/(1 - \alpha_k) \\ (1 + bz_{\beta_k}^2)^\nu &= 1/(1 - \beta_k) \\ k &= 1, 2, \dots, K \end{aligned} \right\} \quad (11)$$

其中, z_{α_k} 和 z_{β_k} 分别表示幅度序列 z 中第 k 组的 α_k 和 β_k 分位点。由式(11)可推导出 K 组关于尺度参数 b 的非线性等式。对 K 组非线性等式两侧分别求和即可得到关于参数 b 的等式方程

$$\sum_{k=1}^K z_{\beta_k}^2 = \sum_{t=1}^q \left(\frac{q!}{t!(q-t)!} \sum_{k=1}^K z_{\alpha_k}^{2t} \right) b^{t-1} \quad (12)$$

考虑到式(12)表达函数的单调性，不难得知该多项式方程关于尺度参数**b**有唯一的正根。因此当对数

比 $q \leq 5$ 且为整数时，式(12)可以求得对应的显式解析表达式^[13]为

$$\left. \begin{aligned}
 b &= \left(\sum_{k=1}^K z_{\beta_k}^2 - 2 \sum_{k=1}^K z_{\alpha_k}^2 \right) / \sum_{k=1}^K z_{\alpha_k}^4, q = 2 \\
 b &= \left(\sqrt{9 \left(\sum_{k=1}^K z_{\alpha_k}^4 \right)^2 - 4 \sum_{k=1}^K z_{\alpha_k}^6 \left(3 \sum_{k=1}^K z_{\alpha_k}^2 - \sum_{k=1}^K z_{\beta_k}^2 \right) - 3 \sum_{k=1}^K z_{\alpha_k}^8} \right) / \left(2 \sum_{k=1}^K z_{\alpha_k}^6 \right), q = 3 \\
 b &= \sqrt[3]{\sqrt{i^3 + j^2} - j} - \sqrt[3]{\sqrt{i^3 + j^2} + j} - 4 \sum_{k=1}^K z_{\alpha_k}^6 / \left(3 \sum_{k=1}^K z_{\alpha_k}^8 \right), q = 4 \\
 i &= \frac{2 \sum_{k=1}^K z_{\alpha_k}^4}{\sum_{k=1}^K z_{\alpha_k}^8} - \frac{16}{9} \cdot \left(\frac{\sum_{k=1}^K z_{\alpha_k}^6}{\sum_{k=1}^K z_{\alpha_k}^8} \right)^2, j = \frac{64}{27} \cdot \left(\frac{\sum_{k=1}^K z_{\alpha_k}^6}{\sum_{k=1}^K z_{\alpha_k}^8} \right)^3 - \frac{4 \sum_{k=1}^K z_{\alpha_k}^4 \cdot \sum_{k=1}^K z_{\alpha_k}^6}{\left(\sum_{k=1}^K z_{\alpha_k}^8 \right)^2} + \frac{4 \sum_{k=1}^K z_{\alpha_k}^2 - \sum_{k=1}^K z_{\beta_k}^2}{2 \sum_{k=1}^K z_{\alpha_k}^8}
 \end{aligned} \right\} \quad (13)$$

考虑当 $q = 5$ 时解析表达式过长，不再列出其具体形式。

根据杂波幅度递增序列 $\{z_{(n)}, n = 1, 2, \dots, N\}$ ，其**K**组样本分位点值可从序列中估计得到

$$\left. \begin{aligned}
 \hat{z}_{\alpha_k} &= z_{([N\alpha_k])} \\
 \hat{z}_{\beta_k} &= z_{([N\beta_k])} \\
 \hat{z}_{\alpha_k} &< \hat{z}_{\beta_k} \\
 k &= 1, 2, \dots, K
 \end{aligned} \right\} \quad (14)$$

当 Nz_{α_k} 或 Nz_{β_k} 不为整数时，式(14)中利用顺序统计量计算样本分位点值的过程会存在微小偏差，但可以有效避免异常样本对分位点值选取及后续参数估计精度的影响。将式(14)中的分位点估计值代替式(13)中的真实值，可求得对数比为 $q \leq 5$ 的整数时的尺参估计值 \hat{b} 。

根据式(10)中CDF的表达形式中**K**组分位点下形状参数和尺度参数之间的函数关系，并用式(15)中的分位点估计值代替分位点真实值，可以计算出形状参数的估计值表达式为

$$\begin{aligned}
 \hat{\nu} &= - \frac{\sum_{k=1}^K (\ln(1 - \alpha_k) + \ln(1 - \beta_k))}{\sum_{k=1}^K (\ln(1 + \hat{b}z_{\alpha_k}^2) + \ln(1 + \hat{b}z_{\beta_k}^2))} \\
 &= - \frac{(q+1) \sum_{k=1}^K \ln(1 - \alpha_k)}{\sum_{k=1}^K (\ln(1 + \hat{b}z_{\alpha_k}^2) + \ln(1 + \hat{b}z_{\beta_k}^2))} \quad (15)
 \end{aligned}$$

综上所述，利用式(14)及式(15)即可构建广义Pareto分布海杂波模型下的CBiP估计方法，实现形状参数和尺度参数的有效估计。不难得知，文献^[10]中描述的BiP估计方法即为 $K=1$ 时组合双分位点估计方法的一种特殊情况。

4 估计性能比较与分析

本节利用传统MoM, FMoM, ML以及BiP与CBiP估计方法对模型参数的估计性能进行比较分析。为了描述各种方法的估计精度，利用相对均方根误差(Relative Root Mean Square Error, RRMSE)评价参数估计性能，估计参数 ν 与**b**的RRMSE为

$$\left. \begin{aligned}
 \text{RRMSE}(\nu) &= \frac{1}{\nu} \sqrt{\text{E} \left\{ (\hat{\nu} - \nu)^2 \right\}} \\
 \text{RRMSE}(b) &= \frac{1}{b} \sqrt{\text{E} \left\{ (\hat{b} - b)^2 \right\}}
 \end{aligned} \right\} \quad (16)$$

其中， $\hat{\nu}$ 和 \hat{b} 分别表示参数 ν 与**b**的估计值， $E(x)$ 为变量 x 的期望。该指标可以描述参数估计结果与真实值在数值大小上的差距，即RRMSE结果越小，表示估计结果越准确。此外，考虑到参数估计的根本目的是实现对式(3)中杂波幅度CPDF的高度拟合，因此可以利用KS距离(Kolmogorov-Smirnov Distance, KSD)作为另一种估计性能评价指标，表达式为

$$\text{KSD}(\nu, b; \hat{\nu}, \hat{b}) = \sup_{z \in (0, +\infty)} \left\{ \left| F_z(z; \nu, b) - F_z(z; \hat{\nu}, \hat{b}) \right| \right\} \quad (17)$$

式(17)描述了由参数估计值得到的经验CPDF与真实CPDF之间的差值大小。KSD值越小，说明杂波幅度CPDF拟合效果越好，参数估计性能越好。

4.1 仿真数据实验结果及性能分析

考虑到实际参数估计过程中估计精度和抗野点能力之间的相互影响，设定累积概率 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_K$ 为 $[0.15, 0.6]$ 间隔内均匀采样。实验分析发现，CBiP估计方法在分位点组数 $K \geq 10$ 时估计性能几乎保持不变，因此设定组数 $K=10$ 。观察式(13)可

知, 对数比 q 的变化对CBiP估计方法的参数估计性能有很重要的影响。对此, 利用MATLAB仿真产生多组服从广义Pareto分布的杂波序列, 选定尺度参数 $b=1$, 形状参数 $\nu=2$, 每组杂波样本数 N 从500到 10^4 逐渐增大。此时可得到对数比 $q=2, 3, 4, 5$ 时形状和尺度参数的RRMSE随 N 变化的曲线如图1所示。观察图1可知, CBiP估计方法的估计误差曲线随着样本数 N 的增大呈下降趋势。此外, 双参数的估计性能均满足对数比 q 越大误差越小的规律, 但值越大估计效果改善的程度也越小。

为了分析形状参数对估计性能的影响, 在图2的实验中, 固定样本数 $N=10^4$ 及尺度参数 $b=1$, 计算了随着形状参数 ν 从0.1到15等间隔变化情况下双参数的RRMSE值及KSD值的变化曲线。观察图2(a)及图2(b)可以看出, 随着形状参数的增大, 所有估计方法的RRMSE曲线均满足先快速下降后缓慢升高的规律。其中ML估计误差最小, FMoM估计误差很大且在 $\nu \leq 1/2$ 时估计无效, 而CBiP估计与MoM估计曲线在 $\nu=9$ 左右相交, $\nu < 9$ 时CBiP估计误差较小, 且MoM估计在 $\nu \leq 2$ 时估计失效。此外, CBiP估计比BiP估计的误差小, 且 ν 值越大, 误差

相差越明显。图2(c)中KSD曲线的结果与RRMSE近似一致。结果说明, 对于无野点的纯杂波数据, CBiP估计方法的性能较BiP估计有明显改善, 且其估计准确性仅次于精度最高的ML估计方法。

实际探测场景中的岛礁、船只等会导致杂波中含有功率异常大的样本数据。图3的仿真实验中产生的杂波数据包含 $n\%$ 的野点。为了仿真野点的随机性, $n\%$ 为 $[0, 0.01]$ 区间内服从均匀分布的随机数, 而野点的幅值为纯杂波序列幅度均值的倍数, 该倍数为 $[10, 20]$ dB区间内服从均匀分布的随机数。此外, 样本数 $N=10^4$ 且参数 $b=1$ 。观察图3(a)、图3(b), 所有方法的RRMSE值在包含野点时均误差增大。其中, FMoM, MoM及ML估计整体性能下降严重, MoM估计误差最大。BiP及CBiP估计均可实现较稳定的估计, 但在 $q=3$ 时, CBiP估计方法的精度较前者更高。观察可知, 图3中的CBiP估计性能在 q 值越小时越好, 这是因为 α 固定时, q 值越大, β 值越接近于1, 分位点 \hat{z}_{β_K} 取值越接近野点范围, 影响估计结果。

4.2 实测数据实验结果及性能分析

为了分析不同参数估计方法在特定实际探测场

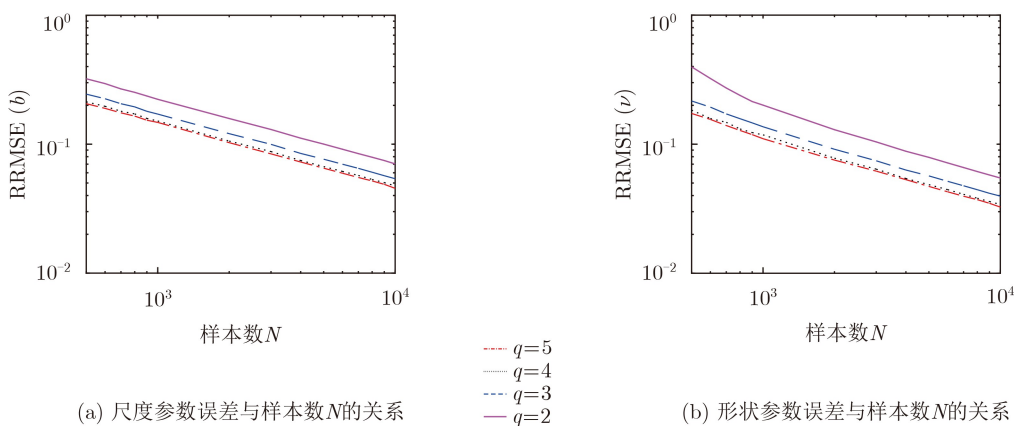


图1 不同 q 值下CBiP方法估计误差与样本数 N 的关系

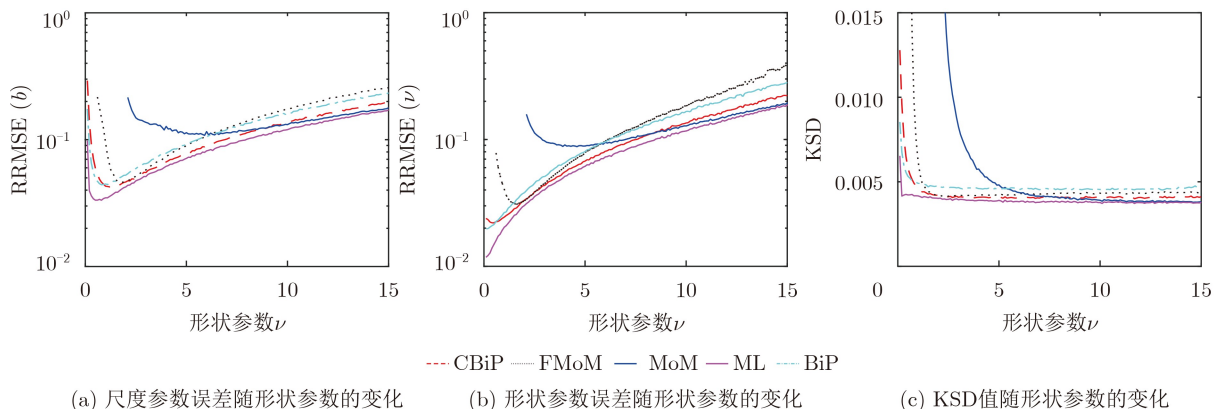


图2 5种估计方法的RRMSE及KSD值随着形状参数的变化曲线

图2 5种估计方法的RRMSE及KSD值随着形状参数的变化曲线

景中的野点鲁棒性，分别选取了IPIX公开数据集^[13]及CSIR数据库^[14]中的1组X-波段高分辨海杂波数据进行参数估计性能分析。

首先选取一组加拿大IPIX实测数据，实验结果如图4所示，对应的参数估计结果及KSD值见表1。图4(a)为该数据幅度分布图，数据距离分辨率为3 m，目标在第8, 9个距离单元。数据的平均信杂比约为23.16 dB，可将目标所在单元视为参数估计中功率过大的异常样本。由于实测数据中真实参数值是未知的，考虑利用足够的样本数 N 及精确的参数估计方法得到可靠的双参数参考值，因此选取图4(a)所示A区域中共60000个纯杂波样本，利用精度最高的ML估计计算出形状参数和尺度参数值，并将该

参数值作为场景的真实参数。观察图4(b)，该参数值下的拟合PDF与实际数据差距很小，且KSD值仅为 2.6131×10^{-6} 。实际雷达工作考虑计算的高效性，不会使用过多的杂波样本。因此，划分包含6000个纯杂波样本的区域B，在图4(c)中画出了不同估计方法对应的拟合PDF。观察可知，在纯杂波样本中，每种估计方法的性能无太大偏差。最后，利用不同估计方法对区域C中的6000个样本进行参数估计，该区域包含约5%的异常样本，观察可知，除BiP及CBiP估计仍保持其估计性能稳健性外，ML估计及矩估计精度均受到很大影响。此外，CBiP估计较传统的BiP估计在杂波拖尾处实现了更好的拟合，估计结果误差更小。不难看出，

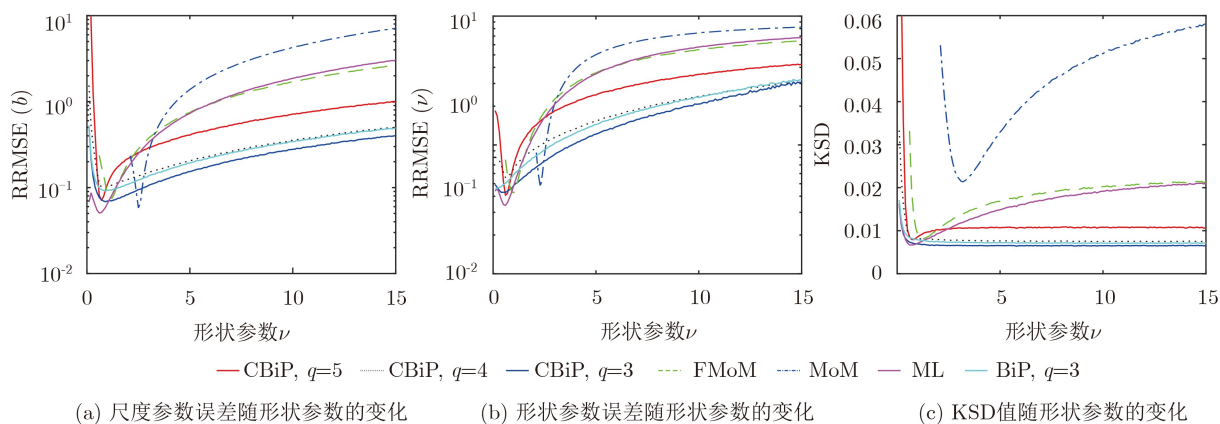


图3 包含野点时5种估计方法的RRMSE及KSD值随着形状参数的变化曲线

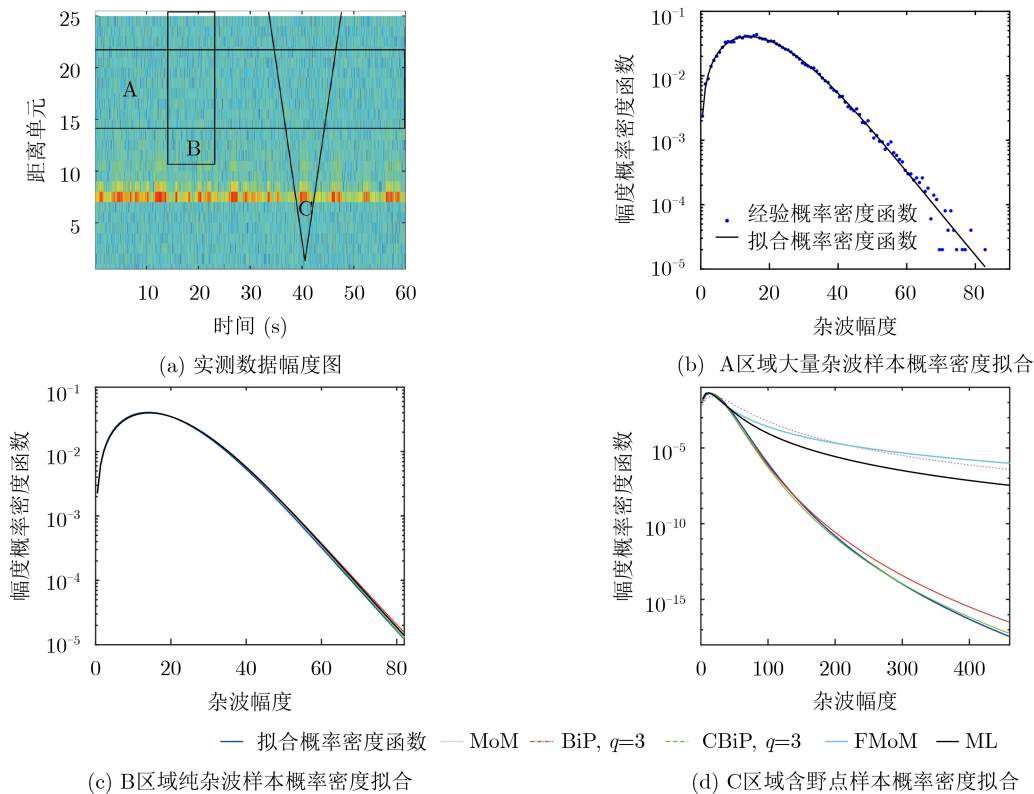


图4 IPIX实测数据中5种估计方法的性能比较

CBiP估计方法无论在是否含有异常样本的探测区域, 均可以获得精确稳定的参数估计结果。

为了分析不同杂波环境下各种估计方法的估计性能变化, 另选取南非CSIR数据库中的一组杂波数据进行试验验证, 实验结果如图5所示, 对应的参数估计结果及KSD值见表2。图5(a)显示了其幅度分布图, 该数据距离分辨率为15 m, 数据的平均信杂比约为20.24 dB, 可视为异常样本。观察可知, 在纯杂波场景中, ML估计的误差最小且5种估计方法的性能差距不大, 而当实测数据中包含异常样本时, 传统的ML、MoM及FMoM估计性能严重

下降, 且该文提出的CBiP估计方法较单一的BiP估计方法实现了更精确的拟合。

此外, 5种参数估计方法的计算时间复杂度存在明显差异。其中, MoM及FMoM估计需要计算幅度样本序列的特定阶矩, 计算时间复杂度均约为 $O(N)$; ML估计需要通过最优化过程计算最优估计值, MATLAB中默认使用拟牛顿法^[15]实现该迭代, 每次迭代的复杂度为 $O(N^2)$, 因此ML估计的计算复杂度约为 $O(N^2)$; CBiP估计需要对所有样本序列进行升序排列, 计算复杂度约为 $O(N \log_2 N)$; BiP估计为CBiP估计在组合数 $K=1$ 时的特殊情

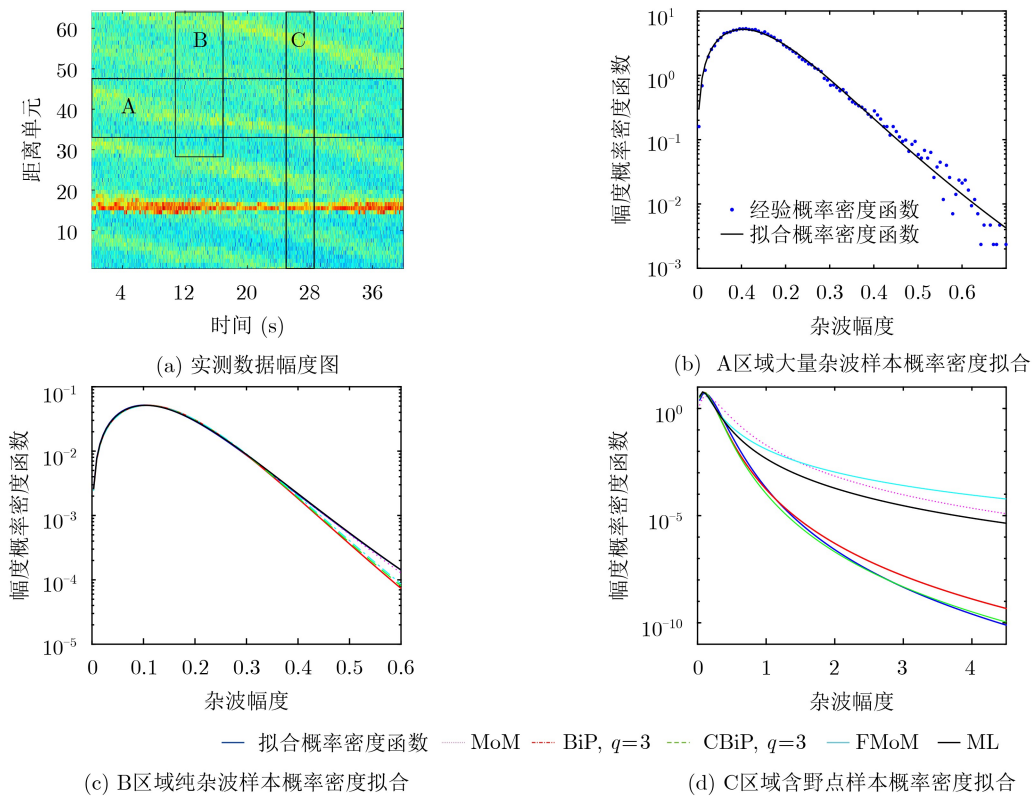


图5 CSIR实测数据中5种估计方法的性能比较

表1 IPIX实测数据(19980206_195948_ANTSTEP)中5种估计方法的估计结果比较

| 估计区域 | 纯杂波区域B | | | | 含野点区域C | | | | | | | |
|--------------------------|-------------------------|--------|--------|--------|---------------|--------|---------------|---------|--------|---------|--------|-----|
| | 区域A | ML | CBiP | FMoM | MoM | ML | BiP | CBiP | FMoM | MoM | ML | BiP |
| 形状参数 | 9.1209 | 8.9967 | 9.6100 | 9.7443 | 9.4106 | 9.8734 | 8.4874 | 1.3400 | 2.0260 | 2.1385 | 8.0111 | |
| 尺度参数($\times 10^{-4}$) | 2.6649 | 2.6062 | 2.4252 | 2.3880 | 2.4824 | 2.3601 | 3.3050 | 31.0000 | 6.7579 | 16.0000 | 3.5223 | |
| K-S距离 | 2.6131×10^{-6} | 0.0134 | 0.0138 | 0.0141 | 0.0133 | 0.0165 | 0.0135 | 0.0999 | 0.2462 | 0.0756 | 0.0485 | |

表2 CSIR实测数据(TFA10_004.02)中5种估计方法的估计结果比较

| 估计区域 | 纯杂波区域B | | | | 含野点区域C | | | | | | | |
|--------------------------|-------------------------|--------|--------|--------|---------------|--------|---------------|---------|---------|---------|---------|-----|
| | 区域A | ML | CBiP | FMoM | MoM | ML | BiP | CBiP | FMoM | MoM | ML | BiP |
| 形状参数 | 4.5746 | 6.2565 | 6.2900 | 5.0549 | 4.7048 | 6.4637 | 4.2017 | 1.2900 | 2.0223 | 1.8314 | 3.8543 | |
| 尺度参数($\times 10^{-4}$) | 9.2877 | 6.4383 | 6.2729 | 8.0752 | 8.8359 | 6.2430 | 13.4301 | 60.0855 | 12.4512 | 36.9231 | 14.9068 | |
| K-S距离 | 3.6008×10^{-6} | 0.0111 | 0.0174 | 0.0105 | 0.0064 | 0.0126 | 0.0907 | 0.1213 | 0.2060 | 0.1060 | 0.0144 | |

况, 因此其计算时间复杂度同样为 $O(M\log_2 N)$ 。比较上述5种方法的计算复杂度, 结合其在多次独立重复实验中的累积算法执行时间得知, 除ML估计所需计算时间过长之外, 包括MoM, FMoM, BiP及CBiP估计方法在内的4种参数估计方法均可实现较快的参数估计过程。

5 结束语

高分辨低擦地角对海雷达探测中, 不可避免地存在船只、岛礁及海尖峰等回波功率远大于杂波平均功率水平的异常样本点。因此, 选取对野点具有鲁棒性的参数估计方法对雷达检测性能及恒虚警特性具有重要的影响。本文基于传统BiP参数估计方法, 通过利用更多的回波数据信息, 提出估计精度更高的CBiP参数估计方法。实验表明, 本文所提方法在不含野点的杂波数据条件下估计性能与ML估计方法近似, 在含有野点的杂波数据环境下, CBiP估计方法仍可保持良好的估计精度及野点鲁棒性, 而ML, MoM以及FMoM估计方法的估计性能均受到严重影响, 估计结果具有很大误差。

参考文献

- [1] ANGELLIAUME S, ROSENBERG L, and RITCHIE M. Modeling the amplitude distribution of radar sea clutter[J]. *Remote Sensing*, 2019, 11(3): 319. doi: [10.3390/rs11030319](https://doi.org/10.3390/rs11030319).
- [2] WARD K, TOUGH R J A, and WATTS S. Sea Clutter: Scattering, the K Distribution and Radar Performance[M]. 2nd ed. United Kingdom: Institute of Engineering Technology, 2013: 101-134.
- [3] BALLERI A, NEHORAI A, and WANG Jian. Maximum likelihood estimation for compound-Gaussian clutter with inverse Gamma texture[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2007, 43(2): 775-779. doi: [10.1109/TAES.2007.4285370](https://doi.org/10.1109/TAES.2007.4285370).
- [4] 尹志盈, 张玉石. 雷达海杂波统计特性建模研究[J]. *装备环境工程*, 2017, 14(7): 29-34. doi: [10.7643/issn.1672-9242.2017.07.006](https://doi.org/10.7643/issn.1672-9242.2017.07.006).
YIN Zhiying and ZHANG Yushi. Radar sea clutter modeling of statistical characteristic[J]. *Equipment Environmental Engineering*, 2017, 14(7): 29-34. doi: [10.7643/issn.1672-9242.2017.07.006](https://doi.org/10.7643/issn.1672-9242.2017.07.006).
- [5] SHUI Penglang, SHI Lixiang, YU Han, et al. Iterative maximum likelihood and outlier-robust bipercentile estimation of parameters of compound-Gaussian clutter with inverse Gaussian texture[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2016, 23(11): 1572-1576. doi: [10.1109/LSP.2016.2605129](https://doi.org/10.1109/LSP.2016.2605129).
- [6] 于涵, 水鹏朗, 施赛楠, 等. 复合高斯海杂波模型下最优相干检测进展[J]. *科技导报*, 2017, 35(20): 109-118. doi: [10.3981/j.issn.1000-7857.2017.20.012](https://doi.org/10.3981/j.issn.1000-7857.2017.20.012).
YU Han, SHUI Penglang, SHI Sainan, et al. Development of optimum coherent detection under compound-Gaussian clutter model[J]. *Science & Technology Review*, 2017, 35(20): 109-118. doi: [10.3981/j.issn.1000-7857.2017.20.012](https://doi.org/10.3981/j.issn.1000-7857.2017.20.012).
- [7] 赵文静, 刘畅, 刘文龙, 等. K分布海杂波背景下基于最大特征值的雷达信号检测算法[J]. *电子与信息学报*, 2018, 40(9): 2235-2241. doi: [10.11999/JEIT171092](https://doi.org/10.11999/JEIT171092).
ZHAO Wenjing, LIU Chang, LIU Wenlong, et al. Maximum eigenvalue based radar signal detection method for K distribution sea clutter environment[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2018, 40(9): 2235-2241. doi: [10.11999/JEIT171092](https://doi.org/10.11999/JEIT171092).
- [8] 丁昊, 刘宁波, 董云龙, 等. 雷达海杂波测量试验回顾与展望[J]. *雷达学报*, 2019, 8(3): 281-302. doi: [10.12000/JR19006](https://doi.org/10.12000/JR19006).
DING Hao, LIU Ningbo, DONG Yunlong, et al. Overview and prospects of radar sea clutter measurement experiments[J]. *Journal of Radars*, 2019, 8(3): 281-302. doi: [10.12000/JR19006](https://doi.org/10.12000/JR19006).
- [9] SHUI Penglang and LIU Ming. Subband adaptive GLRT-LTD for weak moving targets in sea clutter[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2016, 52(1): 423-437. doi: [10.1109/TAES.2015.140783](https://doi.org/10.1109/TAES.2015.140783).
- [10] SHUI Penglang, YU Han, SHI Lixiang, et al. Explicit bipercentile parameter estimation of compound-Gaussian clutter with inverse Gamma distributed texture[J]. *IET Radar, Sonar & Navigation*, 2018, 12(2): 202-208. doi: [10.1049/iet-rsn.2017.0174](https://doi.org/10.1049/iet-rsn.2017.0174).
- [11] YU Han, SHUI Penglang, ZENG Weiliang, et al. Multiscan recursive bayesian method for parameter estimation of spatially-varying sea clutter models[C]. 2018 International Conference on Radar, Brisbane, Australia, 2018: 1-8. doi: [10.1109/RADAR.2018.8557270](https://doi.org/10.1109/RADAR.2018.8557270).
- [12] 夏晓云, 黎鑫, 张玉石, 等. 基于相位的岸基雷达海杂波分割方法[J]. *系统工程与电子技术*, 2018, 40(3): 552-556. doi: [10.3969/j.issn.1001-506X.2018.03.10](https://doi.org/10.3969/j.issn.1001-506X.2018.03.10).
XIA Xiaoyun, LI Xin, ZHANG Yushi, et al. Sea-land clutter segmentation method of shore-based radar based on phase information[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2018, 40(3): 552-556. doi: [10.3969/j.issn.1001-506X.2018.03.10](https://doi.org/10.3969/j.issn.1001-506X.2018.03.10).
- [13] BALAKRISHNAN N and COHEN A C. Order Statistics and Inference[M]. Boston: Academic Press, 1991: 7-17.
- [14] WARD K D, BAKER C J, and WATTS S. Maritime surveillance radar. I. Radar scattering from the ocean surface[J]. *IEE Proceedings F-Radar and Signal Processing*, 1990, 137(2): 51-62. doi: [10.1049/ip-f-2.1990.0009](https://doi.org/10.1049/ip-f-2.1990.0009).
- [15] 孙娜, 刘继文, 肖东亮. 基于BFGS拟牛顿法的压缩感知SL0重构算法[J]. *电子与信息学报*, 2018, 40(10): 2408-2414. doi: [10.11999/JEIT170813](https://doi.org/10.11999/JEIT170813).
SUN Na, LIU Jiwen, and XIAO Dongliang. SL0 reconstruction algorithm for compressive sensing based on BFGS quasi newton method[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2018, 40(10): 2408-2414. doi: [10.11999/JEIT170813](https://doi.org/10.11999/JEIT170813).

于涵: 女, 1993年生, 博士生, 研究方向为海杂波特性分析等。
水鹏朗: 男, 1967年生, 博士, 教授, 研究方向为多速率滤波器理论及应用、图像处理和雷达目标检测。
施赛楠: 女, 1990年生, 博士, 讲师, 研究方向为雷达信号处理和微弱目标检测。
杨春娇: 女, 1993年生, 硕士, 研究方向为雷达目标检测等。